原著論文

協調フィルタリングを用いた フォント自動作成システム

奥野 陽, 萩原 将文

慶應義塾大学理工学研究科

FONT AUTOMATIC GENERATION SYSTEM BASED ON COLLABORATIVE FILTERING

Yoh OKUNO and Masafumi HAGIWARA

Graduate School of Keio University, 3-14-1 Hiyoshi, Kohoku-ku, Yokohama-shi, Kanagawa 223-8522, Japan

Abstract : In this paper, we propose a font automatic generation system based on collaborative filtering. The proposed system consists of *Kansei* converter and user interface. *Kansei* converter receives *Kansei* words and outputs parameters. In the font generation system, the parameters express the shape of the font. We propose weighted GRNN for the *Kansei* converter. Weighted GRNN is a new technique that takes in the principle of the collaborative filtering. The system weights a neuron by similarity between users. *Kansei* converter adds a random number last and outputs multiple candidates. The candidate of multiple fonts is learned in what is chosen by the user. The user interface is interactive. That means that the usage phase and the learning phase are unified. The system can learn the sensitivity of a user with a little burden by this interface. In addition, data gathering is easy for the provider of the system. The following properties about the proposed method are obtained from the experiments. (1) A user can easily make the font that is reflected the sensitivity of the user individual. (2) Data gathering for the system is easy because of the unified user interface. The user evaluation of the proposed system is better than the conventional system.

Keywords : *Kansei Engineering, Collaborative filtering, Neural network, Personalization, Font*

1. は じ め に

現在インターネットは Web 2.0 と呼ばれる新しい時代を迎えている [1]. このような時代においては、パーソナライズが重要となっている。例えば、電子商店ではユーザの購買履歴を用いた自動的な商品の推薦が行われている。今後パーソナライズが必要とされるアプリケーションはますます増えると予想される。パーソナライズを目的として、ユーザ個人の趣味や嗜好、感性に適応した情報処理方式のニーズが高まっている。

パーソナライズのための手法の一つとして、協調フィルタリングがある [2]. 協調フィルタリングではユーザ同士の類似性に注目し、類似度の高いユーザの情報を重点的に用いて類推を行う。協調フィルタリングの原理は、電子書店の Amazon の推薦システムにも用いられている。このように、協調フィルタリングは Web アプリケーションにおいて、パーソナライズのための重要な手法の一つとなっている。

従来の協調フィルタリングでは、既存の商品やコンテンツを推薦する。しかし、最終的な出力はどの商品を推薦するかという離散値であり、連続値のパラメータを出力としたものは調査の範囲内では存在しないのが現状である。より広いアプリケーションにパーソナライズを導入するためには、連続値を出力とする協調フィルタリングの手法が必要である。

一方、実際の商品開発やマーケティングの要請から端を発

した学際的分野として、感性工学が注目されている [3]. 感性工学では人間の感性を工学的に取り扱うことを目指し、デザインやエンターテインメントへ感性を反映させる研究が行われている [4]. 特にインターネットでの個人表現の多くが文字媒体によるものであり、感性を反映したフォントデザインに対するニーズは大きい [5]. このような背景から、野澤らによって感性を反映したフォント自動作成システムが提案されている [6]. 本論文では、このフォント自動作成システム [6] に注目し、協調フィルタリングの原理を取り入れて改良したフォント自動作成システムを提案する。

感性工学においては人間の非線形な特性を扱うために、ニューラルネットワークやファジィ推論などのソフト・コンピューティングの手法が用いられている [7]. フォント自動作成システムへファジィ推論を利用した例として、アンケートにより収集した感性情報からファジィルールを抽出する、堀田らによる研究がある [8]. しかし、これらは多くの人間の感性を平均的な感性によって近似するもので、個人によって異なる感性に適応することを目的としたものは少ない。

個人の感性に適応することを目的としている感性工学の研究では、対話型遺伝的アルゴリズムなどの方法がある。しかし、それらはそのユーザ自身が過去に学習させたデータを用いるものが多い。そのユーザ自身のデータに加えて、感性が類似したユーザのデータを用いることで、データ数の不足を補うことができる。このように感性工学の研究に協調フィルタリングを取り入れることには大きな意義があると考えられる。

感性工学では、デザインから受ける印象を感性語と呼ばれる形容詞を用いて表現する。デザインと感性語を結びつけるための感性情報を収集するには、事前にアンケートを行うことが多い。しかしながら時間のかかるアンケートはユーザにとって多大な負担となるため、それを小さくすることが必要である。

これらの課題を解決するために、本論文ではフォント自動作成システムが学習により個人の感性に適応するためのアルゴリズムを提案する。以後、提案システムであるフォント自動作成システムで利用されるアルゴリズムについて、提案法と表記する。従来法に対する提案法の位置付けと特長は、次のようなものである。

(A) 出力として連続なパラメータを扱う協調フィルタリングであること

提案法では通常の協調フィルタリングと同じく類似ユーザの情報を利用している。しかし、提案法は入力と出力が連続値のデータを扱うように拡張されている。このことから、提案法は表1のようにパラメータの自動生成を目的としたアルゴリズムであり、商品の推薦を目的とした通常の協調フィルタリングとは目的が異なるアルゴリズムとなっている。

人間の感性は本来連続的であり、感性を適切に扱うには入出力が連続値であることが必要と考えられる。出力が連続値である具体的なメリットとしては、提案システムのように連続的なパラメータを使ったコンテンツやデザインの自動作成システムへの応用が可能であることが考えられる。

(B) 利用中のユーザ自身だけではなく、類似度の高いユーザの感性を強く反映すること

提案法ではデータから一般的な感性情報を抽出するのではなく、誰のデータか、誰の感性かを重視している。また、個人のデータだけではなく、その個人と別の個人の中から感性の似た人物を自動的に探し出し、そのデータを利用する。

個人のデータを利用するための実現方法について説明する。データには「どのユーザのデータか」というラベルが付与されており、このラベルを利用することにより連続値に拡張された協調フィルタリングを実現する。ユーザラベルを用いて、あるユーザにとってのデータの重要度を求めると、(1) 自分自身のデータである、(2) 類似度の高いユーザのデータである、(3) 類似度の低いユーザのデータである、という3種類に分類できる。

提案法では、(1) のデータを最優先に重視するとともに、(2) と (3) のデータにはその類似度に応じた重要度をつけるという考え方をを用いている。特に、ユーザのデータが少数である場合には(1) のデータが十分に利用可能ではないので、(2) のデータが反映されやすくなっている。また、初期状態においてユーザのデータが全く利用できない場合には、(1) のデータが利用できない上に、そのユーザとの類似度が計算できないため、全てのデータを同じ重みで用いている。

(C) 負担の少ない対話型インターフェース

従来のフォント自動作成システムに関する研究[8]では、事前のアンケートを用いて感性語とデザインを結びつけるファジィルールを作成し、感性語を入力とするフォント自動

作成システムへ利用していた。

提案法では、複数のデザイン候補の中から入力した感性語に最も近いデザインを選択することで、ユーザにとって少ない負担で学習を行う。また、学習段階と利用段階が統合されており、多くのユーザが長く使うほどデータが蓄積されるため、データ収集が容易となっている。

以下、第2章では提案システムについて説明し、第3章で評価実験により提案システムの実用性を示し、第4章を結論とする。

2. 提案システム

図1に本論文で提案するフォント自動作成システムの概要を示す。ユーザは、感性語の入力や学習の操作を行うことができる。感性反映部ではユーザの入力した感性語を反映したフォントの形状を特徴付けるパラメータを出力する。フォント生成部では野澤らのフォント自動作成システム[6]で用いられているものと同じプログラムを用いてフォントを作成する。作成された複数のフォントはユーザに提示される。ユーザはそれを選択することでシステムに自分の感性を学習させることができる。

なお、感性反映部で用いられるアルゴリズムはフォントだけでなく、感性を反映したコンテンツやデザインの自動生成システムなどに適用することができる。フォント生成部には従来のシステム[6]を利用しているため、感性反映部のアルゴリズムが本論文の主たる提案法になる。以降、提案法のフォント自動作成システムへの適用について説明する。

2.1 感性反映部

図2に感性反映部のアルゴリズムの概要を示す。感性反映

表1 協調フィルタリングと提案法の違い

	協調フィルタリング	提案法
コンテンツ	既存の商品	自動生成
出力	離散値	連続値
応用例	書籍など	フォント

図1 提案システムの概要

部では、入力として反映させたい感性語の組合せを受け取り、そのユーザの感性を反映したフォントのパラメータを出力する。

その際に、協調フィルタリングの原理を利用することで、自身に関するデータが足りなくても、類似性の高い他者のデータを利用することで、精度の高い推薦を行うことができるようになっている。

提案法は、感性を反映させるための方法として GRNN (General Regression Neural Network) を拡張して用いている [10]。GRNN については、付録で詳しく説明する。

GRNN では過去に蓄積されたそのユーザ自身のデータと、ほかのユーザのデータを利用する。この際に、データが持つユーザのラベルを用いてデータに重み付けをすることで、ユーザ個人の感性に応じたパラメータの出力を行う。重み付けの方法は、ユーザ同士の類似性を用いた協調フィルタリングの原理を応用している。入力を受け取ると、そのユーザと他の全てのユーザとの類似度を計算し、これを重みとして利用する。

また、GRNN の出力はひとつであり、ここからユーザに提示する複数のフォントパラメータセットを得るために、乱数を付与する。乱数としては、正規分布を用いる。

2.2 重み付き GRNN

本論文における提案法では、協調フィルタリングの原理を取り入れるために、GRNN を重要度に応じて重み付けを行うことによって拡張した、重み付き GRNN の概要を図3に示す。GRNN では各データに対して影響範囲を付与するが、さらに重みを付けることによって関数の出力を変化させる。

入力 x 、 j 番目の学習データの入力を x_j 、 j 番目の学習データの出力を y_j とする。 j 番目の重みを w_j とすると、ニューロン j からの出力は、次のように表される。

$$o_j(x) = w_j \exp\left(-\frac{\|x - x_j\|}{2\sigma^2}\right) \quad (1)$$

σ はガウス関数の広がりを表す定数である。さらに、最終的な GRNN の出力 y は、次のように y_j の加重平均で表される。

$$y(x) = \frac{\sum_{j=1}^N o_j(x) y_j}{\sum_{j=1}^N o_j(x)} \quad (2)$$

図2 感性反映部

ここで w_j は現在のユーザと、 j 番目のデータが属するユーザのみに依存する。そこで今後は、 w_j をユーザ a から見たユーザ b のデータの重要度として w_{ab} と表記するようにする。重要度 w_{ab} は次のように定義する。

$$w_{ab} = \begin{cases} w_{self} & (a = b \text{ のとき}) \\ s_{ab} + 1 & (a \neq b \text{ のとき}) \end{cases} \quad (3)$$

ここで w_{self} は、自分自身のデータに対する重みを表す定数である。 s_{ab} は次節で説明するユーザ a とユーザ b の類似度である。この定義には、協調フィルタリングの原理が応用されている。 s_{ab} は後述のように相関係数であるため、 $0 \leq s_{ab} + 1 \leq 2$ が成り立つが、 w_{self} は通常2より大きい。

2.3 類似度の定義

ユーザの類似度を定義するためには、協調フィルタリングで一般的に類似度として用いられる相関係数を用いる。相関係数を現実的な計算時間で算出するためには、離散データ列が必要である。このためまずそれぞれのユーザごとに GRNN による近似曲線を作成する。次に、類似度を算出する2人のユーザデータの入力の和集合を取り、それらをユーザの GRNN に入力することで離散データ列を得る。

図4に類似度定義の具体例を示す。図4において、ユーザ A の3つのデータとユーザ B の2つのデータが存在する場所、つまり点線で示す5箇所では2つの曲線を比較し、その相関を取ることで類似度としている。ただし実際には入力は多次元である。

X_u, Y_u をそれぞれ入力と出力についてのユーザ u のすべてのデータの集合とする。

図3 重み付き GRNN

図4 類似度定義の例

$$\begin{aligned} X_u &= \{x_{u1}, x_{u2}, \dots, x_{uN}\} \\ Y_u &= \{y_{u1}, y_{u2}, \dots, y_{uN}\} \end{aligned} \quad (4)$$

ここで x_{ui} および y_{ui} はユーザ u の i 番目のデータの入力と出力である。ここで、入力集合 X をユーザ a の入力集合 X_a とユーザ b の入力集合 X_b の和集合で定義する。

$$X = X_a \cup X_b \quad (5)$$

ユーザ a とユーザ b のデータ数をそれぞれ N 及び M とすると、 X は次のようになる。

$$X = \{x_{a1}, \dots, x_{aN}, x_{b1}, \dots, x_{bM}\} \quad (6)$$

入力集合 X をユーザごとの GRNN に与えることで、出力として離散データ列を得る。ユーザ u の GRNN の出力は、次の式で表される。

$$o_{uj} = \exp\left(-\frac{\|x - x_{uj}\|}{2\sigma_{user}^2}\right) \quad (7)$$

$$y_u(x) = \frac{\sum_{j=1}^N o_{uj}(x) y_{uj}}{\sum_{j=1}^N o_{uj}(x)} \quad (8)$$

ここで、ユーザ a とユーザ b の GRNN に X のすべての要素を入力して得られた出力の集合をそれぞれ Y'_a , Y'_b とする。

$$\begin{aligned} Y'_a &= \{y_a(x) | x \in X\} \\ Y'_b &= \{y_b(x) | x \in X\} \end{aligned} \quad (9)$$

さらに、 Y'_a , Y'_b を簡略化して次のように表すと、

$$\begin{aligned} Y'_a &= \{a_1, a_2, \dots, a_n\} \\ Y'_b &= \{b_1, b_2, \dots, b_n\} \end{aligned} \quad (10)$$

類似度 s_{ab} は次のように、 Y'_a と Y'_b の間の相関係数によって定義される。

$$s_{ab} = \frac{\sum_{i=1}^n (a_i - \bar{a})(b_i - \bar{b})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (a_i - \bar{a})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (b_i - \bar{b})^2}} \quad (11)$$

ユーザ間の類似度として相関係数を用いることは協調フィルタリングでは一般的であるが、提案法では連続な関数同士の相関係数を取るために、離散データ列を得る必要があった。離散データ列として、2人のユーザのうちどちらかの入力がある場所における出力を採用したことで、データが不足しても安定しやすいアルゴリズムとなっている。

2.4 乱数付与

重み付き GRNN の出力に対し乱数を付与して複数の学習候補となるフォントを作成する。出力 y に対し乱数付与後の出力 y_p の出現確率 $p(y_p)$ は次のようになる。

$$p(y_p) = \exp\left(-\frac{|y_p - y|}{2\sigma^2}\right) \quad (12)$$

正規分布を用いることで、重み付き GRNN によって出力さ

れた感性を反映したフォントに近いフォントは出やすく、突飛なフォントは出にくくなる。これによって、出力されるフォントは平均として感性を反映しながら多様性が保たれる。

2.5 ユーザインターフェース

図5にユーザインターフェースを示す。入力インターフェースでは、ユーザはテキストボックスによる表示文字列の入力と、チェックボックスによる感性語の入力を行う。文字列は最大7文字とし、フォント作成部の制限により漢字のみが入力できる。選択された感性語は1.0、選択されなかった感性語は0.0として連続値に変換されて感性反映部に入力される。

学習インターフェースは表示インターフェースも兼ねており、前回の入力で作成したフォントが表示されている。ユーザは入力した感性語に最も近いフォントを選択する。6つのフォント画像にはハイパーリンクが設定されており、これをクリックすることで選択を行う。選択されたフォントはそのままその感性語に対応するものとして、データセットに追加することで学習される。このインターフェースによって、従来システムのようなアンケートに比べて小さな負担で簡易的に学習を行うことができる。

この学習インターフェースはあくまで簡易的なものである。入力した感性語に近いフォントが6つのフォントの中に存在しない場合、ユーザは選択を行わず再度自動生成することができる。そのような場合に間違えて選択すると、その学習データはノイズとなる。しかし、このような操作を繰り返すことで GRNN によって平滑化が行われるため、十分なデータ量があれば問題はないと考えられる。

図5 ユーザインターフェース

3. 実験

3.1 予備実験

提案法を適用したフォント自動作成システムを Web 上で公開し、データ収集への協力を呼びかけた。下記の URL においてシステムの Web 公開を行った。

<http://www.soft.ics.keio.ac.jp/~okuno/mkfont2006/>

これにより 440 人のユーザがシステムを利用し、4500 件を超えるフォントの選択データが集まった。Web 上で実際に使えるシステムとして公開したことで、多くのユーザに利用されたと考えられる。また、学習フェーズと利用フェーズを統合した対話型システムであるため、ユーザの利用が直接データの収集と結びついた。

ここで、実験を行ったシステムの設定について説明する。表 2 に実験時の定数の値を示す。定数の設定は経験的なものと次節に示す性能測定実験の結果を参考に決定した。表 3 に 12 種類の感性語を示す。感性語は、文献 [9] から代表的なものを選択した。フォントパラメータを表 4 に示す。これらは野澤らのフォント作成システム [6] において定義されたパラメータである。

3.2 性能測定実験

提案法の性能を測定するために、予備実験において収集および蓄積したユーザの利用データを用いて評価を行った。ここでいう性能とは計算時間と精度のこととする。

表 2 定数設定

定数	値
σ	0.2
σ_{user}	0.6
w_{self}	10
ρ	2

表 3 感性語

古い	平凡な
新しい	個性的な
重厚な	暖かい
軽快な	冷たい
落ち着いた	野暮な
躍動的な	洗練された

表 4 フォントパラメータ

Weight
Uroko
Slope
SkeletonNoise
OutlineNoise

3.2.1 計算時間に関する実験

計算時間を測定するため、速度実験を行った。図 6 に従来法と提案法の計算時間を比較した実験の結果を示す。

従来法は、遺伝的アルゴリズムとファジィ推論を用いたアルゴリズム [8] である。従来法は、全体的に効率が悪い上に入力する感性語の数に比例して計算時間が増える。提案法は常に 0.2 秒程度でパラメータを出力することができる。このことが応答性の向上、ひいては操作性の向上に役立っていると考えられる。

3.2.2 精度に関する実験

予測誤差を測定するため、精度実験を行った。図 7 にクロスバリデーションによる平均二乗誤差を、基底半径を変えて調べた結果を示す。ここで、誤差が最も小さくなるような基底半径が、最適な基底半径であると考えられる。図 7 から、このような最適な基底半径においても、またそれ以外の場所においても、GRNN に対して提案法は、より誤差が小さいことが分かる。

3.3 評価実験

提案法の有効性を確認するために、従来のフォント自動作成システム [6] と提案システムを比較する実験を行った。比較する方法は、「感性反映度」「多様性」「操作性」の 3 項目についてのアンケート評価である。被験者は主に 20 代の学生 10 名である。アンケートの 3 項目についての評価の平均は図 8 のようになった。以下、それぞれについて考察を行う。

A. 感性反映度

システムに入力した感性語が表す印象と、出力されたフォントから受ける印象の近さの度合いについての評価である。

図 6 速度実験

図 7 精度実験

フォント作成部と使用されたパラメータが同一であるにも関わらず、提案法の適用によって感性反映度が向上している。これは、提案法のアルゴリズムがユーザ個人の感性を反映していることと、提案法によって収集したデータの量が多いため順当な対応関係が学習されたものと考えられる。

B. 多様性

システムが出力したフォントの多様性についての評価である。提案法は多様性が向上している。これは、正規分布による乱数付与によって基準値を大きく外れた値が出るがあったためと考えられる。

C. 操作性

システムの操作は快適に行えたかどうかの評価である。提案法の適用によって操作性が向上したことが分かる。その理由としてはインターフェースがリストボックスからチェックボックスになったことで入力の手間が小さくなったこと、提案法は従来システムより計算時間が短いことが挙げられる。

3.4 可視化実験

図9にユーザ間の類似関係を可視化した結果を示す。これは、類似度が0.8以上のユーザ同士を線で結んで見やすくしたものである。類似度すなわち相関係数が0.8以上という非常に似ているユーザ同士で密なネットワークを作っていることが分かる。このことは、ユーザ間の類似度を用いる協調フィルタリングのアプローチが有効であることを示唆していると考えられる。

3.5 作成フォント例

表5に従来システムと、提案法を適用したフォント自動作成システムで作成されたフォントの例を示す。

4. 結 論

本論文では、協調フィルタリングを用いたフォント自動作成システムを提案した。感性反映部では、協調フィルタリングの原理を取り入れた重み付き GRNN を提案した。これによってシステムのパラメータを個人によって異なる感性に反映させることができる。

提案システムでは、感性語を入力すると感性を反映したフォントのパラメータを出力し、フォント作成部でパラメータを適用したフォントを作成する。作成されたフォントを選

図8 評価実験

図9 可視化実験

んでいくことで対話的に学習を行うインターフェースを採用したため、ユーザにとって負担の少ない学習が可能である。

評価実験を行った結果、従来システムより感性を反映させやすくなり、負担の少ない操作によって容易にデータ収集を行えることが分かった。

参 考 文 献

[1] 梅田望夫：ウェブ進化論 本当の大変化はこれから始まる，筑摩書房，2006。

[2] John S. Breese David Heckerman Carl Kadie: "Empirical Analysis of Predictive Algorithms for Collaborative Filtering", Microsoft Research Microsoft Corporation One Microsoft Way Redmond, WA 98052 1998.

[3] 中森義輝：感性データ解析 — 感性情報処理のためのファジィ数量分析手法 —，森北出版，2000。

[4] 是永基樹，萩原将文：“対話型進化計算法によるフラワーレイアウト支援システム，” 感性工学研究論文集，Vol.4, No.2, Aug. pp.81-88, 2004.

[5] 田中哲朗，岩崎英哉，長橋賢児，和田英一：“部品合成による漢字スケルトンフォントの作成，” 情報処理学会論文

表5 フォント作成例

感性語	提案システム	従来システム
重厚な	感性	感性
個性的な	感性	感性

誌, Vol.36, No.9, pp.2122-2131, 1995.

- [6] 野澤貴, 堀田創, 萩原将文: “パラメータ拡張可能な書体定義法とフォント自動作成システムへの応用”, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J90-D, No.10, pp.2755-2764, 2007.
- [7] 鈴木健嗣, 橋本周司: ニューラルネットワークを用いた感性情報の数量化, 電子情報通信学会論文誌, Vol.82, No.4, pp.677-684, 1999.
- [8] 堀田創, 萩原将文: “文字デザインを例とした感性情報からのファジールール自動抽出法,” 電子情報通信学会論文誌 D, Vol.J89-D, No.10, pp.2361-2369, 2006.
- [9] 生田目美紀: “日本語フォントの感性評価 日本語フォントのイメージ分析,” 感性評価4, 筑波大学感性評価モデル構築特別プロジェクト研究報告集, pp.135-139, 2000.
- [10] Donald F. Specht: “A General Regression Neural Network”, IEEE Transactions on Neural Networks, vol.2, No.6, pp.567-576, November 1991.

付 録

従来型の GRNN [10] について簡単に説明する。図 A に GRNN の概念図を示す。説明のため図では入力を 1 次元として出力との関係をグラフで示しているが、実際には入力は多次元である。

GRNN は、関数近似を行うためのニューラルネットワークである。関数近似とは、与えられたデータから補間された連続関数を求めることである。データの形式は連続値の入力と出力の組である。特に GRNN では非線形な関数も近似することができる。また、GRNN はノイズを含んだデータに関して、平滑化された近似曲線を得ることができる。ここでいうノイズとは、入力がほとんど同じであるにも関わらず出力が異なるデータのことである。これらの性質はあいまいで非線形な特性を持つ、人間の感性を扱うために適していると考えられる。

入力を x , j 番目の学習データの入力を x_j , j 番目の学習データの出力を y_j とする。 σ をガウス関数の広がりを表す定数とすると、GRNN の出力 y は次のように y_j の加重平均で表される。

$$o_j(x) = \exp\left(-\frac{\|x - x_j\|}{2\sigma^2}\right) \quad (\text{A-1})$$

$$y(x) = \frac{\sum_{j=1}^N o_j(x) y_j}{\sum_{j=1}^N o_j(x)} \quad (\text{A-2})$$

図 A に示すように、データ一つ一つがガウス関数で表される重みを保持しており、入力に近いデータほど出力に対する影響力が大きくなる。

図 A GRNN

奥野 陽 (非会員)

2007年慶應義塾大学理工学部情報工学科卒。2009年同大学院修士課程修了。2009年ヤフー入社。感性工学, Web 2.0, 自然言語処理の研究に従事。2007年末踏ソフトウェア創造事業採択。インターネットを用いた日本語入力, 「Social IME ～みんなで育てる日本語入力～」を開発。

萩原 将文 (正会員)

1982年慶應義塾大学工学部電気工学科卒。1987年同大学院博士課程修了。工博。同年同大助手。以来、ニューラルネットワーク、ファジィシステム、進化計算、感性工学の研究に従事。現在、同大教授。1991-92年度スタンフォード大学訪問研究員。1990年 IEEE Consumer Electronics Society 論文賞, 1996年日本ファジィ学会著述賞, 2003年日本感性工学会技術賞, 2004年同学会論文賞, 2005年日本知能情報ファジィ学会貢献賞受賞。